



Review Article

## A Review of Imaging-Based AI Models for the Early and Accurate Diagnosis of Breast Cancer

Maryam Heidari<sup>1\*</sup>, PhD; Zahra Amirkhani<sup>1</sup>, PhD

<sup>1</sup>Department of Basic Sciences, School of Medicine, Larestan University of Medical Sciences, Larestan, Iran

### Article Information

#### Article History:

Received: December 27, 2024

Accepted: February 12, 2026

#### \*Corresponding Author:

Maryam Heidari, PhD;  
Department of Basic Sciences, School  
of Medicine, Larestan University of  
Medical Sciences, Larestan, Iran  
Email: heidarimaryam45@yahoo.com  
heidari.mph@gmail.com

### Abstract

Artificial intelligence (AI) is fundamentally transforming medical diagnostics, notably in the early detection of breast cancer. This review synthesized evidence on AI models—including convolutional neural networks (CNNs), transformers, and hybrid architectures—applied to mammography, MRI, ultrasound, and thermography. A structured literature search was conducted across PubMed, Scopus, ScienceDirect, and Google Scholar for studies published between 2017 and 2025. Model performance was evaluated using standard metrics: accuracy, sensitivity (recall), specificity, precision, F1-score, and area under the curve (AUC). Hybrid CNN-Transformer models, which integrate local feature extraction with global contextual analysis, demonstrated superior robustness and diagnostic performance. AI systems function effectively both as standalone tools and as assistive devices for radiologists, accelerating screening workflows by prioritizing high-risk cases. While AI consistently outperformed the average radiologist, it has not yet surpassed the diagnostic accuracy of top-tier specialists. Future integration into routine practice will require robust multi-center validation, standardized evaluation protocols, and the development of explainable AI (XAI) frameworks to foster clinical trust. Ultimately, AI-enhanced imaging holds significant promise for improving diagnostic precision, workflow efficiency, and patient outcomes in breast oncology.

**Keywords:** Artificial intelligence; Breast neoplasms; Diagnosis; Diagnostic imaging; Methods

#### Please cite this article as:

Heidari M, Amirkhani Z. A Review of Imaging-Based AI Models for the Early and Accurate Diagnosis of Breast Cancer. Sadra Med. Sci. J. 2026; 14(1): 226-236. doi: 10.30476/smsj.2026.110363.1749.



## مقاله مروری

## مطالعه مروری مبتنی بر بررسی مدل‌های هوش مصنوعی بر پایه تصویر در تشخیص به هنگام و دقیق سرطان پستان

مریم حیدری<sup>۱\*</sup>، زهرا امیرخانی<sup>۱</sup>

گروه علوم پایه، دانشکده پزشکی، دانشکده علوم پزشکی لارستان، لارستان، ایران

## چکیده

هوش مصنوعی در حال ایجاد تحولی گسترده در حوزه‌های علمی، به‌ویژه پزشکی، است. به‌کارگیری این فناوری در تشخیص به‌موقع بیماری‌هایی مانند سرطان پستان، به افزایش چشمگیر دقت، قابلیت اطمینان و عمق تحلیلی در بررسی تصاویر پزشکی انجام داده است. هدف این مقاله مروری، بررسی مدل‌های گوناگون هوش مصنوعی از جمله CNN<sup>1</sup>، ترنسفورمرها و معماری‌های ترکیبی که در روش‌های تصویربرداری مختلف مانند ماموگرافی، ام‌آرآی<sup>۲</sup>، سونوگرافی و ترموگرافی مورد استفاده قرار گرفته‌اند، می‌باشد. جستجوی اصلی بین بازه زمانی ۲۰۲۵-۲۰۱۷ از طریق پایگاه‌های داده علمی معتبر، از جمله پابمد، اسکوپوس، ساینس دایرکت و گوگل اسکالر انجام شد. برای ارزیابی و مقایسه منظم عملکرد مدل‌های مختلف هوش مصنوعی، از مجموعه‌ای از معیارهای استاندارد شامل: دقت، حساسیت (یادآوری)، ویژگی (دقت منفی)، دقت، نمره F1 و AUC<sup>۳</sup> استفاده شد. مدل‌های ترکیبی CNN- transformer با توانایی استخراج ویژگی‌های محلی و کلی، مدل‌های غنی‌تر با استحکام بالاتر را ایجاد می‌کنند که باعث بهبود عملکرد مدل‌ها در تشخیص صحیح سرطان پستان می‌شود. مدل‌های هوش مصنوعی به صورت مستقل و به صورت دستیار پزشک امکان تشخیص سریع و صحیح سرطان را فراهم می‌کنند. سیستم‌های هوش مصنوعی با علامت گذاری موارد مشکوک و با ریسک بالای ابتلا به سرطان، باعث تسریع و کارآمدی فرآیند غربالگری می‌شوند. هوش مصنوعی عملکردی بهتر از اکثر رادیولوژیست‌ها را نشان داده است اما تا کنون نتوانسته است از متخصصین متبحر پیشی بگیرد.

## اطلاعات مقاله

## تاریخچه مقاله:

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۰/۰۶

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۱/۲۳

## نویسنده مسئول:

مریم حیدری

گروه علوم پایه، دانشکده پزشکی، دانشکده علوم پزشکی لارستان، لارستان، ایران

پست الکترونیکی: heidarimaryam45@yahoo.com  
heidarimph@gmail.com

**کلمات کلیدی:** هوش مصنوعی؛ نوپلاسم‌های پستان؛ تشخیص؛ تصویربرداری تشخیصی؛ روش‌ها

1. Convolutional Neural Network
2. Magnetic Resonance Imaging (MRI)
3. Area under curve

لطفاً این مقاله را به این صورت استناد کنید:

حیدری م، امیرخانی ز. مطالعه مروری مبتنی بر بررسی مدل‌های هوش مصنوعی بر پایه تصویر در تشخیص به هنگام و دقیق سرطان پستان. مجله علوم پزشکی صدرا. دوره ۱۴، شماره ۱، بهار ۱۴۰۵، ۲۲۶-۲۳۶.

تحول، ضروری به نظر می‌رسد. هوش مصنوعی مدرن، که از یادگیری عمیق استفاده می‌کند، به طور قابل توجهی پیشرفته‌تر از سیستم‌های قدیمی تشخیص به کمک کامپیوتر (CAD<sup>۲</sup>) است. برخلاف نسخه‌های قبلی که بر ویژگی‌های تعریف شده توسط انسان تکیه داشتند، سیستم‌های هوش مصنوعی امروزی از داده‌ها به طور مستقیم یاد می‌گیرند. این فرایند شامل آموزش بر روی مجموعه‌های عظیم داده‌های ماموگرافی است، جایی که ضایعات توسط رادیولوژیست‌های متخصص بر اساس گزارش‌های پاتولوژی مشخص می‌شود (۴). هوش مصنوعی به طور خودکار ویژگی‌های ظریفی را که نشان‌دهنده سرطان است یاد می‌گیرد، که ممکن است برای چشم انسان غیرقابل مشاهده باشد. این قابلیت یادگیری خودکار که بر روی داده‌های جداگانه اعتبارسنجی می‌شود، باعث می‌شود که سیستم هوش مصنوعی قادر به تشخیص سرطان با دقت بالا باشد و عملکرد بسیار بهتری نسبت به سیستم‌های CAD سنتی داشته باشد.

### ادغام هوش مصنوعی در فرآیندهای بالینی

پتانسیل این فناوری زمانی به وضوح مشخص می‌شود که در فرآیندهای بالینی ادغام شود. هوش مصنوعی می‌تواند به روش‌های مختلفی استفاده شود: به عنوان خواننده اولیه مستقل، به عنوان یک کمک‌کننده در هنگام بررسی رادیولوژیست، یا به عنوان یک ابزار غربالگری برای شناسایی موارد کاملاً طبیعی و کاهش بار کاری رادیولوژیست‌ها. در تنظیمات خواندن دوگانه، هوش مصنوعی می‌تواند به عنوان خواننده دوم عمل کند. انتخاب نحوه پیاده‌سازی بستگی به اهداف بهداشتی خاص کشورها دارد، مانند حساسیت هدف، دقت، نرخ یادآوری و جریان‌های کاری بالینی موجود.

### هدف این مطالعه

هدف از این مطالعه ارائه یک بررسی جامع از مدل‌های هوش مصنوعی استفاده شده برای تشخیص زودهنگام سرطان پستان است. ابتدا نقش هوش مصنوعی در تصویربرداری پزشکی و معیارهای ارزیابی کلیدی آن را تعریف خواهیم کرد. سپس توضیح دقیقی از مدل‌های برجسته مانند CNN، شبکه‌های باقی‌مانده<sup>۳</sup>، مدل‌های مبتنی بر ترنسفورمر و روش‌های ترکیبی/هیبریدی خواهیم داد و کاربردهای آن‌ها را در تشخیص زودهنگام سرطان پستان بررسی خواهیم کرد. در نهایت، به بررسی

سرطان پستان یکی از مهم‌ترین و مداوم‌ترین چالش‌های سلامت عمومی در سطح جهانی است. این بیماری برای سال‌ها به عنوان یکی از دلایل اصلی بیماری‌ها و مرگ و میرهای ناشی از سرطان در زنان در سراسر دنیا شناخته می‌شود. ابعاد این مشکل بسیار گسترده است؛ در سال ۲۰۲۰، سرطان پستان باعث ۲٫۳ میلیون مورد جدید و ۶۸۵ هزار مرگ در سطح جهانی شد که معادل یک چهارم تمام سرطان‌های تشخیص داده شده و یک ششم مرگ و میرهای ناشی از سرطان در زنان است (۱)، (۲). تاثیر این بیماری بر سلامت عمومی بسیار عمیق است؛ به طوری که طبق مطالعه بار جهانی بیماری‌ها (۲۰۲۱)، سرطان پستان به عنوان بزرگ‌ترین عامل ناتوانی در زنان از تمامی گروه‌های سنی شناخته شده است و از نظر مرگ و میر فقط پس از سرطان ریه قرار دارد (۳). در ایالات متحده، انجمن سرطان آمریکا به صورت مداوم شیوع این بیماری را یادآوری کرده و بیان کرده است که حدود یک سوم از زنان در طول زندگی خود به سرطان پستان مبتلا خواهند شد. هرچند ماموگرافی هنوز مؤثرترین ابزار برای تشخیص سرطان پستان است، این روش دارای محدودیت‌هایی است (۴). همه سرطان‌ها در ماموگرام قابل تشخیص نیستند و برخی ممکن است در فاصله بین دو غربالگری ایجاد شوند. این موضوع می‌تواند منجر به نتایج منفی کاذب شود، جایی که سرطان وجود دارد اما تشخیص داده نمی‌شود، که در حدود ۲ نفر از هر ۱۰۰۰ زن غربالگری شده اتفاق می‌افتد. این تشخیص‌های از دست رفته می‌تواند منجر به کشف سرطان در مراحل پیشرفته‌تر شود. همچنین عواملی مانند سن و چگالی پستان می‌تواند بر دقت این آزمایش‌ها تأثیر بگذارد. چالش دیگری که وجود دارد، تشخیص بیش از حد است، جایی که غربالگری سرطان‌هایی را شناسایی می‌کند که ممکن است تهدیدی برای زندگی نباشند. این می‌تواند منجر به درمان‌هایی شود که خودشان ممکن است مضر باشند و هیچ سودی برای بیمار نداشته باشند (۴).

**ظهور هوش مصنوعی به عنوان یک ابزار تحول‌آفرین**  
در پاسخ به این چالش‌ها، هوش مصنوعی (AI<sup>۱</sup>) به عنوان یک ابزار تحول‌آفرین در مراقبت از سرطان پستان معرفی شده است. نیاز به بهبود در این زمینه کاملاً واضح است، زیرا با افزایش حجم اسکن‌ها، کمبود رادیولوژیست‌ها و نیاز به تشخیص زودهنگام و دقیق، این

2. Computer aided diagnosis

3. ResNet

1. Artificial intelligence

مجموعه داده های استفاده شده، معیارهای اصلی عملکرد و اهداف طبقه بندی در جدول ۱ خلاصه شده اند. برای ارزیابی و مقایسه منظم عملکرد مدل های مختلف هوش مصنوعی، مجموعه ای از معیارهای استاندارد استفاده گردید: دقت، حساسیت (یادآوری)، ویژگی (دقت منفی)، دقت و نمره F1. این معیارها به شرح زیر تعریف می شوند:

$$\text{Accuracy} = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)} \quad (1)$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{(TN + FP)} \quad (2)$$

$$\text{Sensitivity (or Recall)} = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (3)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (4)$$

$$\text{F1-score} = 2 \frac{(\text{Precision} \times \text{Recall})}{(\text{Precision} + \text{Recall})} \quad (5)$$

TP، TN، FN و به ترتیب نشان دهنده مثبت صحیح، منفی صحیح، مثبت کاذب و منفی کاذب هستند.

جدول ۱ مجموعه ای از روش های مختلف هوش مصنوعی اخیر که در تشخیص سرطان پستان استفاده می شوند را گردآوری کرده است. در این جدول نشان داده شده که چگونه مدل های مختلف از شبکه های عصبی کانولوشنی (CNN<sup>۱۷</sup>) کلاسیک تا معماری های جدیدتر مبتنی بر ترنسفورمر و هیبرید در روش های تصویربرداری مختلف مانند ماموگرافی، MRI، اولتراسوند و ترموگرافی به کار گرفته می شوند. هر ورودی شامل مجموعه داده های استفاده شده، معیارهای کلیدی عملکرد و هدف یا وظیفه خاص طبقه بندی است. به طور کلی، این مطالعات نقش فزاینده هوش مصنوعی در پشتیبانی از رادیولوژیست ها، بهبود دقت تشخیص و رسیدگی به موارد پیچیده ای مانند بافت پستان متراکم، ضایعات ظریف و پیش بینی مبتنی بر ریسک را نشان می دهند.

## یافته ها

### مروری بر هوش مصنوعی در تصویربرداری پزشکی

هدف AI ایجاد سیستم هایی است که می توانند وظایفی را که نیاز به عملکردهای شناختی مشابه انسان دارند، مانند یادگیری و تصمیم گیری، انجام دهند.

نقش در حال تکامل هوش مصنوعی به عنوان یک دستیار قدرتمند برای رادیولوژیست ها خواهیم پرداخت.

## مواد و روش ها

### استراتژی جستجوی منابع

برای شناسایی پیشرفت های مرتبط و جدیدترین مطالعات، جستجوی جامعی در منابع علمی برای مقالات منتشرشده بین سال های ۲۰۱۷ و ۲۰۲۵ انجام گردید. جستجوی اصلی از طریق پایگاه های داده علمی معتبر، از جمله پابمد<sup>۴</sup>، اسکوپوس<sup>۵</sup>، ساینس دایرکت<sup>۶</sup> و گوگل اسکالر<sup>۷</sup> با کلمات کلیدی سرطان پستان<sup>۸</sup>، تشخیص زودهنگام<sup>۹</sup>، ماموگرافی<sup>۱۰</sup>، تصویربرداری تشخیصی<sup>۱۱</sup>، مدل های هوش مصنوعی<sup>۱۲</sup>، صحت بالا<sup>۱۳</sup> و مدل های هیبریدی<sup>۱۴</sup> انجام شد. برای تضمین پوشش وسیع تر و کاهش احتمال نادیده گرفتن مطالعات کلیدی، این فرایند با استفاده از ابزارهای تحقیقاتی مبتنی بر هوش مصنوعی مانند چت جی پی تی<sup>۱۵</sup> و الیسیت<sup>۱۶</sup> تکمیل شد.

### معیارهای ورود و خروج

مطالعات بر اساس معیارهای زیر انتخاب شدند:

- نوع انتشار: مقالات پژوهشی اصلی، مقالات کنفرانسی، مقالات مروری و کتاب ها.
- زبان: مقالات منتشرشده به زبان انگلیسی.
- تمرکز: تحقیقاتی در خصوص کاربرد AI و مدل های یادگیری عمیق، با تمرکز ویژه بر CNN و معماری های مبتنی بر ترنسفورمر، در تشخیص سرطان پستان با استفاده از روش های مختلف تصویربرداری. مقالات منتشرشده به زبان های غیرانگلیسی، نامه ها، مقالات تحریریه، گزارش های فنی و منابع غیرمورد تایید دوری همتا را از نظر کیفیت و اعتبار از بررسی خود حذف گردید.

### ترکیب داده ها و ارزیابی عملکرد

ویژگی های کلیدی مطالعات انتخاب شده ازجمله

4. PubMed
5. Scopus
6. Science direct
7. Google scholar
8. Breast cancer
9. Early detection
10. Mammography
11. Diagnostic imaging
12. Artificial intelligence models
13. High accuracy
14. Hybrid models
15. ChatGPT
16. Elicit

17. Convolutional neural network

جدول ۱. مروری بر مدل های هوش مصنوعی برای تشخیص سرطان پستان در روش های تصویربرداری مختلف

نویسنده اول، سال	مجموعه داده / حوزه تمرکز	معیارهای عملکرد	نوع مدل	نوع طبقه بندی / وظیفه
مارتینیوسن، ۲۰۲۵ (۵)	۱۲۹،۴۳۴ ماموگرافی غربالگری	AUC: ۰/۹۳	دو مدل: ۱. تجاری (Lunit INSIGHT MMG) ۲. CNN داخلی	تشخیص سرطان
رودریگز-روئیز، ۲۰۱۹ (۶)	ماموگرافی های یک جمعیت ناهمگن بزرگ	عملکرد بهتر هوش مصنوعی نسبت به اکثر رادیولوژیست ها AUC: ۰/۸۴۰	شبکه عصبی کانولوشنی عمیق (dCNN) <sup>۲</sup> ؛ هوش مصنوعی تجاری (Transpara)	تشخیص سرطان
هرش، ۲۰۲۳ (۷)	گروه MRI پرخطر	۳۳٪ بهبود در تشخیص زود هنگام	U-Net + CNN	تشخیص زود هنگام سرطان
جعفری، ۲۰۲۳ (۸)	مجموعه های داده، <sup>۳</sup> RSNA، <sup>۴</sup> MIAS، DDSM <sup>۵</sup> (ماموگرافی)	دقت <sup>۶</sup> (طبقه بندی مبتنی بر N-N) بر <sup>۳</sup> RSNA: ۹۲٪ MIAS: ۹۴/۵٪ DDSM: ۹۶٪	ترکیبی از مدل های CNN از پیش آموخته + طبقه بندی های ML	تشخیص سرطان
هیدوک، ۲۰۲۲ (۹)	سیستم سونوگرافی خودکار پستان (ABUS)	دقت: ۷۹/۷٪ (تصاویر تکی)، ۹۰/۹٪ (کل مجموعه داده) AUC: ۰/۹۱	dCNN	طبقه بندی ضایعات پستان بر اساس BI-RADS
شن، ۲۰۲۵ (۱۰)	INbreast و CBIS-DDSM (ماموگرافی)	AUC (مدل مجموعه ای <sup>۸</sup> ): INbreast: ۰/۹۸ CBIS-DDSM: ۰/۹۱	ترکیب هیبریدی و مجموعه ای از مدل های ResNet50 و VGG <sup>۹</sup>	خوش خیم در مقابل بدخیم
وو، ۲۰۱۹ (۱۱)	۱ میلیون ماموگرافی از بیش از ۲۰۰،۰۰۰ آزمایش	AUC: ۰/۸۹۵	CNN سفارشی مبتنی بر ResNet	غربالگری سرطان پستان
العطام، ۲۰۲۲ (۱۲)	مجموعه های داده ماموگرافی DDSM و CBIS-DDSM	دقت: ۱۰۰٪ (دودویی)، ۹۵/۸۰٪ (چندکلاسه) (با اعتبارسنجی متقاطع پنج بخشی)	مدل ترکیبی <sup>۱۰</sup> RCTE (شبکه باقیمانده کانولوشنی <sup>۱۱</sup> + ترنسفورمر)	طبقه بندی ضایعات پستان (دودویی و چندکلاسه)؛ پشتیبانی از تصمیم گیری بالینی
پیتر، ۲۰۲۵ (۱۳)	CBIS-DDSM (ماموگرافی)	MammoFormer: تا ۱۳٪ بهبود عملکرد ResNet-50 دقت: ۹۹/۹٪ ViT: دقت: ۹۹/۰٪ با HOG Swin: دقت: ۹۶/۳٪ با HOG	MammoFormer (ترکیب CNN و ترنسفورمر، ResNet-50، ViT، Swin)	تشخیص سرطان پستان؛ هوش مصنوعی قابل تفسیر (XAI) <sup>۱۲</sup>
الهجری، ۲۰۲۵ (۱۴)	داده های عامل خطر (سازگار با BI-RADS)	دقت: ۹۸/۶۵٪	مدل ترکیبی: ViT فدرال + CNN؛ قابل تفسیر با (LIME)	پیش بینی سرطان پستان از عوامل خطر
التعمیم، ۲۰۲۲ (۱۵)	چهار مجموعه داده ماموگرافی (هرکدام ۱۱۴۵ تصویر: طبیعی، خوش خیم، بدخیم)	دقت: ۹۹/۳۲٪	ترکیبی از، dCNN (V4، ResNet-164، VGG-11، DenseNet121) با رتبه بندی فازی	طبقه بندی سه کلاسه سرطان پستان
تئو، ۲۰۲۴ (۱۶)	ماموگرافی ها	دقت، بازیابی، نمره F1: ۹۹/۰۷٪ دقت: ۹۹/۰۸ (Precision) AUC: ۹۹/۰۶ نمره اطمینان: ۰/۹۳۰۵	مدل ترکیبی (ResNet-50 + GoogLeNet)	تشخیص سرطان پستان در مراحل اولیه از طریق ریزکلسینه ها

1. Area Under Curve
2. Deep Convolutional Neural Network
3. Radiological Society of North America
4. Mammographic Image Analysis Society
5. Digital Database for Screening Mammography
6. Accuracy
7. Neural Network
8. Ensemble
9. Visual Geometry Group
10. Residual Convolutional Transformer Encoder
11. Residual CNN
12. explainable AI

نویسنده اول، سال	مجموعه داده / حوزه تمرکز	معیارهای عملکرد	نوع مدل	نوع طبقه بندی / وظیفه
الشهری، ۲۰۲۲ (۱۷)	پایگاه داده تحقیقات پستان شناسی با تصویر مادون قرمز (DMR-IR)	دقت CNN بدون مکانیزم توجه: ۹۲/۳۲٪ CNN با مکانیزم توجه: بهبود ۷٪ در دقت	CNN با مکانیزم های توجه	تشخیص زودهنگام سرطان پستان با استفاده از تصویربرداری حرارتی
مک کیننی، ۲۰۲۰ (۱۸)	مجموعه داده های بزرگ ماموگرافی از بریتانیا و ایالات متحده	• کاهش نتایج مثبت کاذب: ۵/۷٪ (ایالات متحده)، ۱/۲٪ (بریتانیا) • کاهش نتایج منفی کاذب: ۹/۴٪ (ایالات متحده)، ۲/۷٪ (بریتانیا) • بهبود AUC-ROC: ۱۱/۵٪+ نسبت به رادیولوژیست ها • کاهش بار کاری در خوانش دوگانه: ۸۸٪	هوش مصنوعی مستقل و کمک کننده	پیش بینی سرطان پستان؛ پشتیبانی غربالگری و بهینه سازی گردش کار

برای تشخیص سرطان پستان در ماموگرافی آغاز شود. مدل های با اعتماد بالا برای تشخیص زودهنگام سرطان پستان در محیط های غربالگری عمدتاً بر معماری های پیچیده شبکه های عصبی کانولوشنی (CNN) عمیق تکیه دارند. عملکرد این مدل ها توسط مطالعات کلیدی مختلفی نشان داده شده است:

• مارتینیوسن و همکاران (۲۰۲۵) (۵) سیستم های AI تجاری و داخلی را بر روی مجموعه داده بزرگی از ۱۲۹,۴۳۴ ماموگرافی ارزیابی کردند. مدل آن ها مساحت زیر منحنی (AUC) قابل توجه ۰/۹۳ را به دست آورد و ۲۱/۶٪ از سرطان های بین دو غربالگری را در تصاویر ماموگرافی قبلی شناسایی کرد.

- در مطالعه ای تکمیلی که بر روی یک گروه پرخطر با MRI انجام شد، هیرش و همکاران (۲۰۲۳) (۷) از ترکیب یک U-Net و یک CNN استفاده کردند. رویکرد آن ها ۵۲٪ از سرطان های پستان آینده را شناسایی کرد.
- جعفری و همکاران (۸) یک طبقه بند مبتنی بر N-N<sup>۲۰</sup> توسعه دادند که با اتصال چندین CNN از پیش آموزش دیده، ویژگی های بسیار اطلاعاتی را استخراج می کرد. سپس طبقه بندی را با استفاده از چندین الگوریتم ML از جمله RF<sup>۲۳</sup>، SVM<sup>۲۲</sup>، KNN<sup>۲۱</sup> و NN<sup>۲۴</sup> انجام داده اند. نتایج آن ها نشان داد که طبقه بندی مبتنی بر N-N، با دقت های ۹۲٪، ۹۴/۵٪ و ۹۶٪ در مجموعه داده های به ترتیب MIAS<sup>۲۶</sup>، RSNA<sup>۲۵</sup> و DDSM<sup>۲۷</sup> عمل کرده است.
- هی دوک<sup>۲۸</sup> و همکاران (۹) (۲۰۲۲) یک شبکه CNN

یکی از زیرمجموعه های اصلی AI، یادگیری ماشین (ML)<sup>۱۸</sup> است، جایی که الگوریتم ها الگوها را در داده ها شناسایی کرده و به طور خودکار عملکرد خود را بهبود می بخشند. یادگیری عمیق (DL)<sup>۱۹</sup>، که تخصصی تر از ML است، از شبکه های عصبی پیچیده برای استخراج خودکار ویژگی های دقیق از داده های خام استفاده می کند که آن را برای تجزیه و تحلیل تصاویر بسیار قدرتمند می سازد. در تصویربرداری پزشکی، DL به ویژه شبکه های عصبی کانولوشنی (CNNs) در شناسایی، ترسیم و طبقه بندی تومورها بسیار موفق بوده است. این قابلیت تفسیر خودکار و دقیق تصاویر، غربالگری سرطان پستان را متحول کرده است (۱۹، ۲۰).

### شبکه های عصبی کانولوشنی (CNNs)

شبکه های عصبی کانولوشنی تصاویر را ابتدا به داده های عددی تبدیل می کنند. این داده ها از طریق لایه های کانولوشنی پردازش می شوند، جایی که فیلترهای ریاضی خاص (هسته ها) الگوهای مهم را شناسایی کرده و نقشه های ویژگی ایجاد می کنند. سپس این نقشه ها از طریق لایه های طبقه بندی عبور کرده و نتایج احتمالی نهایی برای تشخیص را تولید می کنند. پژوهش ها به طور مداوم اثربخشی چشمگیر CNN ها را در شناسایی بیماری ها در تکنیک های تصویربرداری مختلف، از جمله تصاویر اشعه ایکس قفسه سینه، ماموگرافی، اولتراسوند، توموگرافی کامپیوتری، توموگرافی نشر تک فوتونی و تصویربرداری رزونانس مغناطیسی (MRI) نشان داده اند (۱۷-۲۱). استفاده گسترده از CNN های عمیق برای طبقه بندی تصاویر از سال ۲۰۱۲ به طور جدی آغاز شد (۲۲). این موفقیت باعث شد که توجهات به این حوزه جلب شده و پس از آن، توسعه CNN ها

18. Machine learning  
19. Deep Learning

20. Neural network  
21. K-Nearest neighbors  
22. Support vector machine  
23. Random forest  
24. Neural network  
25. Radiological society of North America  
26. Mammographic image analysis society  
27. Digital database for screening mammography  
28. Hejduk

که برای تحلیل تصاویر پزشکی با وضوح بالا مانند ماموگرافی‌ها که الگوهای ظریف و پراکنده می‌توانند برای تشخیص بحرانی باشند، بسیار مهم است.

برای افزایش استحکام و دقت سیستم‌های هوش مصنوعی، محققان اغلب از دو استراتژی قدرتمند استفاده می‌کنند: مدل‌های مجموعه‌ای و مدل‌های هیبریدی. مدل‌های مجموعه‌ای، پیش‌بینی‌ها را از چندین مدل مستقل آموزش دیده ترکیب می‌کنند (برای مثال از طریق میانگین‌گیری یا رای‌گیری) تا یک نتیجه نهایی و معتبرتر تولید کنند. مدل‌های هیبریدی، در مقابل، پارادایم‌های مختلف معماری را در یک مدل واحد ترکیب می‌کنند.

یکی از روندهای برجسته توسعه مدل‌های هیبریدی CNN-Transformer است. این معماری‌ها از قدرت‌های مکمل هر دو فناوری بهره می‌برند: توانایی فوق‌العاده CNN‌ها در استخراج ویژگی‌های محلی و دقیق و ظرفیت ترنسفورمرها در مدل‌سازی روابط زمینه‌ای جهانی. معمولاً ابتدا یک شبکه عصبی کانولوشنی به عنوان ستون فقرات تصویر را پردازش کرده و یک نقشه ویژگی ایجاد می‌کند، که سپس به بلوک‌های ترنسفورمر برای توجه و استدلال سطح بالاتر وارد می‌شود (۲۵).

یک مثال از این معماری‌ها، RCTE<sup>۳۸</sup> است که بلوک‌های CNN باقی‌مانده را با انکودرهای ترنسفورمر ترکیب می‌کند. این هم‌افزایی مجموعه ویژگی‌ها را غنی‌تر کرده و آن را مستحکم‌تر می‌کند. در تشخیص سرطان پستان، این مدل‌های هیبریدی برای موارد تشخیصی چالش‌برانگیز، مانند موارد با بافت پستان متراکم یا ضایعات ظریف که به راحتی نادیده گرفته می‌شوند، می‌توانند نویدبخش بهبود دقت طبقه‌بندی باشند (۱۲).

### پیشرفت‌ها در مدل‌های هیبریدی، مجموعه‌ای و فدرالی

پیتر<sup>۳۹</sup> و همکاران (۱۳) (۲۰۲۴) چارچوب MammoFormer را توسعه دادند. در این مطالعه، یک ترنسفورمر استاندارد (ViT) دقت ۹۴٪ را روی تصاویر خام به دست آورد.

الهیجری<sup>۴۰</sup> و همکاران (۲۰۲۳) (۱۴) چارچوبی برای یادگیری فدرال پیشنهاد کردند که از ترکیب ViT و CNN برای پیش‌بینی خطر سرطان پستان، هم‌سو با طبقه‌بندی‌های «BI-RADS»، بهره می‌برد. این روش

عمیق برای تشخیص ضایعات پستان با استفاده از سونوگرافی خودکار (ABUS) ایجاد کردند. این مدل روی تصاویر تکی، دقت ۷۹٫۷٪ و AUC برابر ۰٫۹۱ را نشان داد. با استفاده از کل مجموعه داده، دقت به ۹۰٫۹٪ رسید.

• رودریگز-روئیز و همکاران (۶) (۲۰۱۹) در یک مقایسه در مقیاس بزرگ، سیستم هوش مصنوعی تجاری Transpara را در مقابل تفسیرهای ۱۰۱ رادیولوژیست قرار دادند. آن‌ها دریافته‌اند که عملکرد کلی مدل هوش مصنوعی در تشخیص سرطان از عملکرد اکثر رادیولوژیست‌ها پیشی گرفت.

### شبکه‌های عصبی باقی‌مانده رزنت<sup>۲۹</sup>

• شن<sup>۳۰</sup> و همکاران (۱۰) رزنت-۵۰ را برای طبقه‌بندی ماموگرافی‌ها به دو گروه خوش‌خیم یا بدخیم پیاده‌سازی کردند. مدل آن‌ها دقت و پایداری شگفت‌انگیزی از خود نشان داد و عملکرد بهتری نسبت به CNN‌های قدیمی‌تر و غیررشد یافته داشت.

• وو<sup>۳۱</sup> و همکاران (۱۱) یک شبکه عصبی کانولوشنی عمیق برای غربالگری سرطان پستان طراحی کردند که بر روی مجموعه داده‌ای گسترده شامل بیش از یک میلیون تصویر ماموگرافی آموزش دیده بود. مدل آن‌ها AUC بالایی به میزان ۰/۸۹۵ به دست آورد.

### مدل‌های مبتنی بر ترنسفورمر و مدل‌های هیبریدی<sup>۳۲</sup> - مجموعه‌ای<sup>۳۳</sup>

مدل‌های مبتنی بر ترنسفورمر که ابتدا برای پردازش زبان طبیعی (NLP<sup>۳۴</sup>) طراحی شدند، اکنون در بینایی کامپیوتری و تحلیل تصاویر پزشکی نیز پیشرفت‌های چشمگیری داشته‌اند (۲۳). معماری پیشگام ویت<sup>۳۵</sup> که توسط دوسوویسکی<sup>۳۶</sup> و همکاران معرفی شد، به طور اساسی پردازش تصویر را بازتعریف می‌کند و یک تصویر را به یک دنباله از قطعات تقسیم می‌کند که مشابه به کلمات در یک جمله است (۲۴). این رویکرد به مدل این امکان را می‌دهد تا از یک مکانیسم توجه خودی<sup>۳۷</sup> برای درک روابط میان تمام بخش‌های یک تصویر استفاده کند، بدون نیاز به لایه‌های کانولوشنی سنتی. یک مزیت کلیدی این معماری توانایی آن در جذب زمینه جهانی و وابستگی‌های بلندمدت در داخل یک تصویر است،

29. ResNet

30. Shen

31. Wu

32. Hybrid

33. Ensemble

34. Natural Language Processing

35. Vision Transformer

36. Dosovitskiy

37. Self-attention

38. Residual convolutional transformer encoder

39. Peter

40. Al-Hejri

شبکه های عصبی کانولوشنی (CNNs) در شناسایی و طبقه بندی تومورها بسیار موفق بوده و غربالگری سرطان پستان را متحول کرده اند.

استفاده گسترده از CNNهای عمیق برای طبقه بندی تصاویر از سال ۲۰۱۲ به طور جدی آغاز شد.

عملکرد عالی مدل جعفری و همکاران ناشی از استخراج ویژگی های بسیار اطلاعاتی توسط اتصال چندین CNN از پیش آموزش دیده بود (۸). در مطالعه رودریگز-روئیز، اگرچه هوش مصنوعی از اکثر رادیولوژیست ها پیشی گرفت، اما هنوز از متخصصان برتر گروه پایین تر بود که نشان دهنده فضای پیشرفت و همچنین اهمیت تخصص انسانی است (۶). شبکه های عصبی باقی مانده (ResNet) با معرفی «اتصال پرش»، مشکل کاهش عملکرد در شبکه های عمیق را حل کردند. این نوآوری با ایجاد مسیرهای مستقیم برای جریان گرادیان، آموزش شبکه هایی با صدها لایه را ممکن ساخت و استخراج ویژگی های دقیق و پیچیده برای شناسایی ناهنجاری ها در مراحل اولیه را تسهیل کرد (۳۰، ۳۱). موفقیت مدل وو و همکاران مرهون نوآوری هایی مانند طراحی دو مرحله ای و معماری مبتنی بر ResNet بود. این مطالعه همچنین نشان داد که یک رویکرد مشارکتی (ترکیب هوش مصنوعی و رادیولوژیست) دقیق ترین نتایج را تولید می کند (۱۱). مدل های مبتنی بر ترنسفورمر با استفاده از مکانیسم توجه خود، توانایی درک روابط جهانی در تصویر را دارند که برای تحلیل ماموگرافی با الگوهای ظریف حیاتی است. مدل های هیبریدی CNN-Transformer از قابلیت های مکمل هر دو معماری بهره می برند: استخراج ویژگی های محلی دقیق توسط CNN و مدل سازی زمینه جهانی توسط ترنسفورمر. این هم افزایی می تواند دقت طبقه بندی را در موارد چالش برانگیز بهبود بخشد.

در مطالعه پیتر و همکاران (۱۳)، عملکرد چارچوب MammoFormer پس از بهینه سازی تا ۱۳٪ افزایش یافت. این مطالعه همچنین بر اهمیت کیفیت تصویر تأکید کرد و نشان داد که استفاده از تکنیک های پیش پردازش مانند تقویت کنتراست (AHE) می تواند دقت را به طور چشمگیری بهبود بخشد

رویکردهای ترکیبی و فدرال، مانند کار الهیجری و التعمیم، نشان می دهند که ترکیب هوشمندانه مدل ها و استفاده از یادگیری فدرال می تواند به دقت و استحکام بسیار بالا منجر شود (۱۴، ۱۵). مدل ترکیبی تیو و همکاران برای ریزکلسینه ها نشان داد که ترکیب

به دقت ۹۸/۶۵٪ و AUC قوی دست یافت. التعمیم<sup>۴۱</sup> و همکاران (۲۰۲۳) (۱۵) روشی ترکیبی طراحی کرده اند که به دقت استثنایی ۹۹/۳۲٪ در یک مسأله طبقه بندی سه کلاس دست یافت.

تیو<sup>۴۲</sup> و همکاران (۲۰۲۲) (۱۶) یک مدل ترکیبی برای شناسایی «ریزکلسینه ها» ذرات ریز کلسیم که نشانه اولیه سرطان پستان هستند ساخته اند که به دقت، بازیابی و نمره F1 همگی در حدود ۹۹/۰۷٪ دست یافت. در زمینه تلفیق تصویربرداری حرارتی و شبکه های کانولوشنی، الشهری<sup>۴۳</sup> و همکاران (۲۰۲۳) (۱۷) با استفاده از CNN روی مجموعه داده ترموگرام، دقت تمایزدهی چشمگیری را نشان دادند و به طور مؤثری بین تصاویر بدخیم و سالم پستان تفکیک قائل شدند.

### هوش مصنوعی مستقل در برابر کمک کننده و تأثیر بر کارایی

لاوریتزن و همکاران (۲۶) (۲۰۲۳) با استفاده از سیستم هوش مصنوعی «ترانسپارا»<sup>۴۴</sup> که ماموگرام ها را براساس مقیاس خطر بدخیمی از ۰ تا ۱۰ امتیازدهی کردند، با حذف ماموگرام های دارای امتیاز طبیعی (کمتر از ۵) از فرآیند بازبینی رادیولوژیست ها، بار کاری ۶۲/۶٪ کاهش یافت، در حالی که حساسیت غربالگری ۶۹/۷٪ بود (غیرپایین تر از کار رادیولوژیست ها).

در مطالعات توموسنتز (DBT)، وان وینکل<sup>۴۵</sup> و همکاران (۲۷) کاهش ۱۲-۱۳٪ و کونانت<sup>۴۶</sup> و همکاران (۲۸) کاهش ۵۳٪ در زمان خوانش هر بررسی را با پشتیبانی هوش مصنوعی گزارش کردند. در مقابل رودریگز-روئیز<sup>۴۷</sup> و همکاران (۲۹) (۲۰۱۹) در مطالعه ای با ماموگرافی استاندارد، تفاوت معناداری در زمان خوانش با پشتیبانی هوش مصنوعی نیافتند (۱۴۶ ثانیه در مقابل ۱۴۹ ثانیه).

### بحث

هدف AI ایجاد سیستم هایی است که می توانند وظایفی را که نیاز به عملکردهای شناختی مشابه انسان دارند، انجام دهند. DL که از شبکه های عصبی پیچیده برای استخراج خودکار ویژگی ها استفاده می کند، به ویژه در تحلیل تصاویر پزشکی قدرتمند است.

41. Altameem  
42. Teoh  
43. Alshehri  
44. Transpara  
45. van Winkel  
46. Conant  
47. Rodríguez-Ruiz

چشمگیری منجر شده است (۲۹).

### محدودیت‌ها و پیشنهادات

ادغام هوش مصنوعی به طور بنیادین در حال ارتقای تشخیص سرطان پستان است. با این حال، پیاده سازی کامل بالینی مستلزم پرداختن به چالش های کلیدی زیر است:

اعتبارسنجی قوی: از طریق مطالعات چندمرکزی با مجموعه داده های بزرگ و متنوع.

استانداردسازی: ایجاد پروتکل های یکپارچه برای ارزیابی و مقایسه سیستم ها.

تفسیرپذیری: توسعه هوش مصنوعی قابل تفسیر (XAI) برای ایجاد اعتماد بالینی.

ادغام در گردش کار: طراحی هوشمندانه برای تقویت تخصص رادیولوژیست ها.

چارچوب اخلاقی و نظارتی: تضمین استقرار ایمن، عادلانه و مسئولانه.

تحقیقات آینده باید بر کارآزمایی های بالینی در دنیای واقعی و بهینه سازی همکاری انسان-هوش مصنوعی متمرکز شود. با رویکردی دقیق، هوش مصنوعی پتانسیل عظیمی برای بهبود دقت تشخیصی، کارایی و در نهایت نتایج درمانی بیماران دارد.

### نتیجه گیری

با توجه به افزایش نرخ ابتلا به سرطان پستان در میان بانوان، نیاز به تشخیص به هنگام بیماری و انجام غربالگری سرطان پستان بیش از پیش احساس می شود. هوش مصنوعی، به ویژه با پیشرفت های اخیر در مدل های شبکه های عصبی کانولوشن (CNN)، شبکه های پسماند (ResNet) و مدل های مبتنی بر ترنسفورمر، به طور بنیادین در حال ارتقای تشخیص این بیماری است. این سامانه های یادگیری عمیق، عملکرد چشمگیری از خود نشان داده اند و به دقت بالا، نمره های AUC برتر و توانایی اثبات شده در شناسایی تومورهای مراحل اولیه که ممکن است در غیر این صورت نادیده گرفته شوند، دست یافته اند. معماری های پیچیده تری مانند ResNet ها و مدل های ترکیبی CNN-ترنسفورمر در این پیشرفت نقش اساسی داشته اند. آن ها آموزش شبکه هایی با عمق استثنایی و تحلیل جامع تر تصاویر پزشکی را ممکن ساخته اند که برای شناسایی ضایعات ظریف و مواجهه با چالش های بافت متراکم پستان امری حیاتی است. با وجود این دستاوردهای فنی

معماری های مکمل مانند ResNet-50 (با قابلیت اتصالات کوتاه موثر) و GoogLeNet (با ماژول های اینسپشن چندمقیاسی) می تواند به عملکرد بهینه منجر شود (۱۶).

### روش های جایگزین و ادغام بالینی

تصویربرداری مادون قرمز (ترموگرافی) با توجه به ادغام آن با معماری های قدرتمند یادگیری عمیق مانند شبکه های عصبی کانولوشن (CNN)، پتانسیل استفاده در غربالگری سرطان پستان را دارد. این روش غیرتهاجمی و کم هزینه، فعالیت متابولیک و عروقی مرتبط با رشد تومور را تشخیص می دهد. با این حال، پذیرش بالینی آن در گذشته به دلیل چالش هایی مانند تنوع تصاویر و وضوح فضایی پایین، محدود شده بود. امروزه به کارگیری CNN برای استخراج پیشرفته ویژگی ها و طبقه بندی، در حال دگرگون کردن قابلیت اطمینان تشخیصی ترموگرافی است. تلفیق تصویربرداری حرارتی با CNN ها در حال دگرگون کردن قابلیت اطمینان تشخیصی این روش غیرتهاجمی است. مرور نظام مند توسط سیتسو و همکاران تأیید می کند که بخش بندی تصاویر و استفاده از CNN ها عملکرد را به طور قابل توجهی افزایش می دهد (۳۲). با این حال، اعتبارسنجی در مقیاس بزرگ و استانداردسازی، پیش نیازهای کلیدی برای استفاده گسترده بالینی هستند.

در نقش کمک کننده، سیستم های هوش مصنوعی به عنوان خواننده دوم یا ابزار تریاژ عمل می کنند. و با پیش غربالگری ماموگرام ها، آن ها را در دسته های «احتمالاً طبیعی» یا «مشکوک» دسته بندی کنند. این امر به رادیولوژیست ها امکان می دهد تخصص خود را بر روی موارد پیچیده تر و بالقوه غیرطبیعی متمرکز کنند.

مطالعه مک کیننی و همکاران نشان داد که هوش مصنوعی می تواند هم موارد منفی کاذب و هم مثبت کاذب را کاهش دهد (۱۸). کاهش بار کاری گزارش شده در مطالعاتی مانند آندریاس و همکاران، بدون افت حساسیت، نشان دهنده پتانسیل عملی هوش مصنوعی برای کارآمدسازی است (۲۶). تفاوت در صرفه جویی زمانی بین مطالعات DBT و ماموگرافی استاندارد نشان می دهد که مزایای کارایی هوش مصنوعی به شدت به پیچیدگی ذاتی روش تصویربرداری و طراحی گردش کار بستگی دارد. به عنوان مثال، در مطالعاتی که از توموسنتز پستان دیجیتال (DBT) استفاده شده، پشتیبانی هوش مصنوعی به صرفه جویی زمانی

پالایش متن به منظور بهبود وضوح و خوانایی این مقاله استفاده کرده اند. تمامی محتوای تولیدشده توسط هوش مصنوعی، با دقت توسط نویسندگان بازبینی، راستی آزمایی و ویرایش شده است و آنان مسئولیت نهایی محتوای اثر را بر عهده دارند.

### تضاد منافع

هیچ گونه تضاد منافع وجود ندارد.

### منابع

1. Arnold M, Laversanne M, Soerjomataram I, Ferlay J, McCormack V, Møller H. Current and future burden of breast cancer: global statistics for 2020 and 2040. *Breast*. 2022;66:15-23.
2. Sung H, Ferlay J, Siegel RL, Laversanne M, Soerjomataram I, Jemal A, et al. Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries. *CA Cancer J Clin*. 2021;71(3):209-49.
3. Naghavi M, Global Burden of Disease Collaborators. Global Burden of Disease Study 2021 (GBD 2021) results. Seattle: Institute for Health Metrics and Evaluation; 2022.
4. Heywang-Köbrunner SH, Hacker A, Sedlacek S. Advantages and disadvantages of mammography screening. *Breast Care (Basel)*. 2011;6(3):199-207.
5. Martiniussen MA, Andersen H, Aksnes LH, Hauge EM, Lundgren S, Salberg AB, et al. Performance of two deep learning-based AI models for breast cancer detection and localization on screening mammograms from BreastScreen Norway. *Radiol Artif Intell*. 2025;7(3):e240039.
6. Rodriguez-Ruiz A, Krupinski E, Lopez-Martin J, Leenswaart J, van Erning FN, Dijkstra J, et al. Stand-alone artificial intelligence for breast cancer detection in mammography: comparison with 101 radiologists. *J Natl Cancer Inst*. 2019;111(9):916-22.
7. Hirsch L, Chen RJ, Shen L, Margolies LR, Sieh W. Predicting breast cancer with AI for individual risk-adjusted MRI screening and early detection. *ArXiv*. 2024;arXiv:2312.00067.
8. Jafari Z, Karami E. Breast cancer detection in mammography images: a CNN-based approach with feature selection. *Information*. 2023;14(7):410.
9. Hejduk P, Šprah B, Novak J, Černý M, Petrášek J, Svobodová I, et al. Fully automatic classification of automated breast ultrasound (ABUS) imaging according to BI-RADS using a deep convolutional neural network. *Eur Radiol*. 2022;32(7):4868-78.
10. Shen L, Margolies LR, Rothstein JH, Fluder E, McBride R, Sieh W. Deep learning to improve breast cancer detection on screening mammography. *Sci Rep*. 2019;9(1):12495.
11. Wu N, Phang J, Park J, Liu Y, Swinsky Z, Singh Z, et al. Deep neural networks improve radiologists' performance in breast cancer screening. *IEEE Trans Med Imaging*. 2019;39(4):1184-94.
12. Al-Tam RM, Al-Ali A, Al-Ani A, Al-Jumaily AA. A hybrid workflow of residual convolutional transformer encoder for breast cancer classification using digital X-ray mammograms. *Biomedicines*. 2022;10(11):2971.
13. Peter OO, Emakporuena D, Tunde BD, Abdulkarim M, Umar AB. Transformer-based explainable deep learning for breast cancer detection in mammography: the MammoFormer framework. *ArXiv*. 2025;arXiv:2508.06137.
14. Al-Hejri AM, Alshahrani M, Alharbi F, Almalki M, Alzahrani A. A hybrid explainable federated-based vision transformer framework for breast cancer prediction via risk factors. *Sci Rep*. 2025;15(1):18453.

### تشکر و قدردانی

نویسندگان از ابزارهای هوش مصنوعی، از جمله چت جی پی تی و دیپ سیک، برای کمک در بازنویسی و

15. Altameem A, Mahanty C, Poonia RC, Saudagar AKJ, Kumar R. Breast cancer detection in mammography images using deep convolutional neural networks and fuzzy ensemble modeling techniques. *Diagnostics (Basel)*. 2022;12(8):1812.
16. Teoh JR, Hasikin K, Lai KW, Wu X, Li C. Enhancing early breast cancer diagnosis through automated microcalcification detection using an optimized ensemble deep learning framework. *PeerJ Comput Sci*. 2024;10:e2082.
17. Alshehri A, AlSaeed D. Breast cancer detection in thermography using convolutional neural networks (CNNs) with deep attention mechanisms. *Appl Sci*. 2022;12(24):12922.
18. McKinney SM, Sieniek M, Godbole V, Godwin J, Ashrafi H, Back T, et al. International evaluation of an AI system for breast cancer screening. *Nature*. 2020;577(7788):89-94.
19. Carriero A, Groenhoff L, Vologina E, Basile P, Albera M. Deep learning in breast cancer imaging: state of the art and recent advancements in early 2024. *Diagnostics (Basel)*. 2024;14(8):848.
20. Sharafaddini AM, Esfahani KK, Mansouri N. Deep learning approaches to detect breast cancer: a comprehensive review. *Multimed Tools Appl*. 2025;84(21):24079-190.
21. Mienye ID, Swart TG, Obaido G, Jordan M, Ilono P. Deep convolutional neural networks in medical image analysis: a review. *Information*. 2025;16(3):195.
22. Zou L, Yu S, Meng T, Zhang Z, Liang X, Xie Y. A technical review of convolutional neural network-based mammographic breast cancer diagnosis. *Comput Math Methods Med*. 2019;2019:6509357.
23. Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, Uszkoreit J, Jones L, Gomez AN, et al. Attention is all you need. In: *Advances in neural information processing systems*. Red Hook: Curran Associates; 2017. p. 30.
24. Dosovitskiy A, Beyer L, Kolesnikov A, Weissenborn D, Zhai X, Unterthiner T, et al. An image is worth 16x16 words: transformers for image recognition at scale. In: *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*. Piscataway: IEEE; 2021. p. 16031-40.
25. Fan H, Xiong B, Mangalam K, Li C, Lei Q, Malik J. Multiscale vision transformers. In: *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*. Piscataway: IEEE; 2021. p. 6824-35.
26. Lauritzen AD, Pedersen KM, Christiansen SL, Nielsen MB, Vejborg TS, Lauridsen CA, et al. An artificial intelligence-based mammography screening protocol for breast cancer: outcome and radiologist workload. *Radiology*. 2022;304(1):41-9.
27. van Winkel SL, Mann RM, Mus RD, Lobbes MBI, Smidt ML, Heijnsdijk EAM, et al. Impact of artificial intelligence support on accuracy and reading time in breast tomosynthesis image interpretation: a multi-reader multi-case study. *Eur Radiol*. 2021;31(11):8682-91.
28. Conant EF, Toledano AY, Beaber EF, Sprague BL, Stout NK, Haas JS, et al. Improving accuracy and efficiency with concurrent use of artificial intelligence for digital breast tomosynthesis. *Radiol Artif Intell*. 2019;1(4):e180096.
29. Rodríguez-Ruiz A, Lång K, Gubern-Mérida A, Broeders M, Gennaro G, Claassen E, et al. Detection of breast cancer with mammography: effect of an artificial intelligence support system. *Radiology*. 2019;290(2):305-14.
30. Sharma S, Jain A, Gupta D, Tiwari A, Chaurasia A, Bhattacharya S. Performance evaluation of the deep learning based convolutional neural network approach for the recognition of chest X-ray images. *Front Oncol*. 2022;12:932496.
31. He K, Zhang X, Ren S, Sun J. Deep residual learning for image recognition. In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. Piscataway: IEEE; 2016. p. 770-8.
32. Tsietsos D, Yahya A, Samikannu R. A review on thermal imaging-based breast cancer detection using deep learning. *Mob Inf Syst*. 2022;2022:8952849.